

土质边坡稳定性评价进化遗传算法

柴贺军, 王 忠, 刘浩吾
(四川大学水电工程学院, 四川 成都 610065)

摘 要: 对进化遗传算法进行了改进, 提出了新的交叉算子和变异算子, 使得改进后的算法具有更好的全局收敛能力。同时, 引入与边坡稳定性密切相关的坡角、坡高、土体的抗剪强度等七个因子, 建立了适用于边坡稳定性评价的多因素相关进化遗传算法边坡稳定性分析模型。实例应用结果表明, 该算法应用于边坡的设计和稳定性评价具有较高的可信度。

关键词: 遗传算法; 适合度; 交叉; 变异; 边坡稳定性

中图分类号: TU413.6⁺2; P642.2

文献标识码: A

在边坡设计和稳定性分析中, 通常遇到两种情况, 一种是土方工程的开挖边坡设计和稳定评价, 另一种是土坝、路堤等粘性土边坡的设计和稳定性分析。土坡开挖后或填土后, 由于土体表面倾斜, 在土本身重力作用下, 整个土坡都有从高处向低处滑动的趋势, 坡度设计太陡就会发生滑坡, 造成损失, 甚至人员伤亡。长期以来, 极限平衡法一直是工程中边坡设计和稳定性评价的重要方法, 如瑞典条分法、毕肖普法、简布法等, 这类方法有许多优点, 如概念清晰、计算简便等, 特别是确定危险滑弧位置经费伦细斯、泰勒、拉姆等人, 精心研究, 已在实际工程中广泛应用。尽管如此, 上述方法也存在着不少缺点, 主要表现在: 假定土体是刚塑性体忽略了土体的非线性特性; 忽略了影响土坡稳定性因素之间的非线性相互作用; 未能较好地解决孔隙水压力问题。这些常使土坡稳定性分析失效或使设计过于保守或偏于危险, 从而不能在有限的物质条件下, 以最小的费用达到预期的经济效益。

遗传算法 (Genetic Algorithm)^[1,2] 是近几年发展起来的一种随机全局优化算法, 它是基于达尔文生物进化论的自然选择学说和群体遗传学原理而建立的。经典遗传算法是一种多点并行的迭代过程, 在每次迭代中都进行如下操作: 将每一组以一定基因形式描述的候选解进行交叉和变异操作以适应环境能力的评价, 选取参与产生后代的候选解。重复此过程, 直到满足某种收敛准则而得到全局最优解。

该方法在不同领域得到不同程度的应用, 成为某些学科解决非线性问题的有利工具之一^[3,4]。

由于经典遗传算法是基于二进制编码的基础上进行迭代的, 它存在如下弊端: 侯选解的编码过程是优化变量的离散化过程, 这必然影响优化精度, 同时也存在计算量和计算精度间的矛盾; 求解过程中频繁编码和解码将导致计算工作量的增加; 对于解空间域不定的优化问题求解困难。

当问题的解在边界上时, 文献^[1]中提出的进化遗传算法常常不能得到满意的解。本文拟改进该算法, 并用来解决土质边坡的稳定性评价问题, 即以坡角、坡高、初始 S_r 、孔隙比、透水系数、 C 值、 φ 值等与土质边坡有关的影响因素作为输入, 以土质边坡稳定性状况作为输出, 经过交叉和变异实现各种复杂边坡的稳定性评价。

1 进化遗传算法的改进

进化遗传算法采用实数数码染色体基因以及实数码检查和变异遗传算子。

定义 1 染色体向量

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \forall x_i \in R, i = 1, 2, \dots, n,$$

其中 x_i 表示染色体 X 的集合的第 i 个基因位。

定义 2 种群 U 为染色体的集合, 即

$U = \{X_j\}, j = 1, 2, \dots, npop$, 其中 $npop$ 为每一代染色体数。

收稿日期: 2000-02-14; 改回日期: 2000-06-19.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助 (编号 49702038)。

作者简介: 柴贺军 (1968-), 男 (汉族), 河北承德人, 博士后, 主要从事工程岩体的稳定性和地质灾害的治理设计等方面的工作。通讯地址: 四川大学水电工程学院, 610065; Tel: 028-4079392(H), 028-4078481(O); E-mail: dhj@cdit.edu.cn

定义 3 交叉操作: 设问题的定义域由向量

$$A=(a_1, a_2 \cdots, a_i, \cdots, a_n)^T \text{ 和 } B=(b_1, b_2 \cdots, b_i, \cdots, b_n)^T$$

决定的, 因为 $D^n=A \times B$, 即问题的求解域是凸区域, 对任意的染色体 X^0 满足: $\forall i \in \{1, \cdots, n\}, a_i \leq x_i^0 \leq b_i$. 设父代中将要进行交叉的两个染色体为

$$X=(x_1, x_2 \cdots, x_i, \cdots, x_n)^T, Y=(y_1, y_2 \cdots, y_i, \cdots, y_n)^T$$

对任意的 i 如果有 $x_i \leq y_i$ (如果不满足, 则将 x_i 和 y_i 互换), 则交叉算法定义如下:

$$C=A \oplus_{\theta} B, C_i=\begin{cases} \alpha a_i+(1-\alpha)x_i, & \text{if } \text{mod}(\theta, 3)=0 \\ \alpha x_i+(1-\alpha)y_i, & \text{if } \text{mod}(\theta, 3)=1 \\ \alpha y_i+(1-\alpha)b_i, & \text{if } \text{mod}(\theta, 3)=2 \end{cases} (i=1, 2, \cdots, n)$$

这里 α 是随机产生的实数, 满足 $0 \leq \alpha \leq 1$, θ 是随机产生的非负整数, \oplus_{θ} 为交叉操作符. 在上式中, 后代的取值处于两父代基因之内的几率和其它两种情况的几率相等, 其目的是为了使得当问题的解为内点时也有较好的收敛速度.

定义 4 变异操作为

$$E=\nabla_{\theta} \circ D, e_j=\begin{cases} d_j+\delta & \text{if } \text{mod}(\theta, 2)=0 \\ d_j-\delta & \text{if } \text{mod}(\theta, 2)=1 \end{cases} j \in \{1, 2, \cdots, n\}, D \in U, \forall d_j \in D$$

式中 ∇_{θ} 为交叉操作符, θ 是随机选取的非负整数; δ 是随机选取的变异调整量. 变异操作能够不断开拓问题解的新空间, 体现了算法的全局搜索能力.

在进行上面的操作中, 变异产生的后代可能不在处于问题的定义域内, 这时要采用必要的措施进行处理. 设基因位 i 取值范围为 $[a_i, b_i]$, 利用下面的方法处理:

- ① δ 随机选取的变异调整量, 使得它的取值范围是 $[0, (b_i-a_i)/2]$;
- ② 随机选取非负整数 θ , 如果 $\text{mod}(\theta, 2)=1$, 则 $\delta=-\delta$
- ③ 定义 $k:=1$;
- ④ 如果 $d_i+\delta \notin [a_i, b_i]$, 则 $\delta=\delta/2, k:=k+1$; 否则跳到⑥;
- ⑤ 如果 $k>100$, 则 $\delta=0$, 并执行下一步, 否则返回④;

⑥ $e_i=d_i+\delta$

定义 5 适合度函数为

$\max_{j \in m} f(x_j)-f(x_i)$, 其中 $f(x_i)$ 为当前种群中第 i 个染色体的目标函数值.

这样定义的适合度函数能够保证各侯选解染色体适合度函数值的非负及极大化, 并使环境条件随遗传代的加深而变得苛刻, 体现了自然界的变化情况.

可以看出, 新的基于实数码侯选解染色体基因的进化遗传算法在求解数值优化问题时, 充分利用了边界信息, 故其具有真正的全局意义上的收敛性.

2 程序实现

进化遗传优化算法描述如下:

- 1. 随机产生初始解向量集 $U^t=\{X_j^t\}, j=1, 2, \cdots, m, t$ 表示进化代.
- 2. 根据适合度函数的定义, 计算染色体(侯选解)适合度函数 $eval(X_j^t), j=1, 2, \cdots, m$.

3. 根据各染色体的比例信息 $P_j'=\frac{eval(X_j^t)}{\sum_{p=0}^m eval(X_p^t)}$

选取参与产生下一代染色体的解向量 $X_j^{t'}(j=1, 2, \cdots, m)$. 显然, 适合度较大的侯选解参与产生下一代的概率大.

4. 在向量 $X_1^t, X_2^t, \cdots, X_i^t, \cdots, X_j^t, \cdots, X_m^t$ 中以一定的概率 p_c 随机选择两向量 X_i^t, X_j^t 按照新的算子进行交叉操作. 随机保留交叉操作后的一向量而丢弃另外一个向量, 得到侯选解

$\{X_1^t, X_2^t, \cdots, X_i^t, \cdots, X_j^t, \cdots, X_m^t\}$.

5. 从交叉操作后得到的向量集中, 以一定的概率 p_m 随机选取某一分量 X_{ij}^t 并对其按照新的变异算子实行变异操作, 得到下一代的侯选解集

$\{X_1^{t+1}, X_2^{t+1}, \cdots, X_i^{t+1}, \cdots, X_j^{t+1}, \cdots, X_m^{t+1}\}$

6. 设和代侯选解集中适合度值最高的两解向量 X_{\max}^t 与 X_{\max}^{t-1} 间的欧氏距离为

$d=\|X_{\max}^t-X_{\max}^{t+1}\|$
 $=\sqrt{(X_{\max 1}^t-X_{\max 1}^{t+1})^2+\cdots+(X_{\max n}^t-X_{\max n}^{t+1})^2}$

若 $d \leq \epsilon$, 则 $X^*=X_{\max}^{t+1}$ 得到全局最小点, 算法收敛; 否则, 转至 2 继续进行解的优化搜索.

按照以上步骤, 编制了计算程序, 程序实现的框图见图 1.

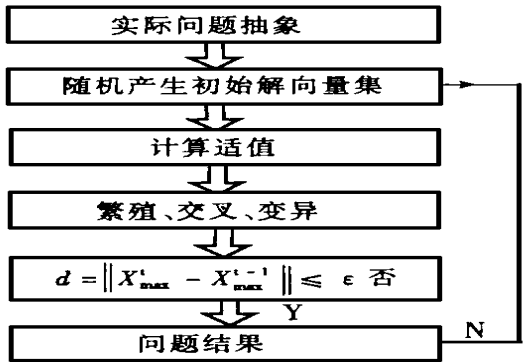


图1 进化遗传优化流程
Fig. 1 Evolution genetic optimization flow

3 进化遗传算法的应用

3.1 模型结构

土质边坡稳定性的影响因素比较复杂,其稳定性系数(或破坏概率)与诸因素之间实质上是一种多参数相关的非线性关系,可用以下函数表示:

$$K=f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$$

式中 K 为土质边坡稳定性系数; $x_i (i=1, 2, \cdots n)$ 为影响因素的值; $f(x)$ 表示非线性函数。

由于函数 $f(^{\circ})$ 是非线性的,且其形式是未知的,因此难以用常规的方式模拟。遗传算法数学理论本质上是是非线性的理论,它只要求问题是可计算

的,无可微性及其它要求。本文试图用遗传算法来解决此问题,计算时采用下面的计算模型

$$\min_{x \in \Omega} (\sum_{i=1}^n (f(\sum_{j=1}^m w_{ij} x_j) - y_i)^2)$$

式中 $f(x)=1/(1+e^{-x})$, n 是样本数, m 为参评因素个数, w_{ij} 为每个参评因素的值, x_j 为参评因素的权值,这是本模型的未知量, y_i 是第 i 个样本的期望输出。

3.2 应用实例

表1列出的是某些城市24个土质边坡的实际资料^[5],其中包括破坏坡体11个,未破坏坡体13个。作者认为选取这24个土质边坡作为学习样本具有实际意义,因为这些边坡在设计过程中考虑经济效益,设计不会过于保守,正因为如此,才有部分边坡的失稳破坏,用这些样本进行计算,对土质边坡的稳定性评价才更有指导作用。

输入表1的边坡资料,选取交叉概率为0.6,变异率为0.1,染色体数目为20,经过1000次迭代后,计算的总体误差已 $<1.0 \times 10^{-3}$,满足精度要求。将训练样本回代,结果见表2。由表2可见,各样本的回判误差一般 $<10^{-2}$,说明计算的效果较好,不存在矛盾样本。网络可以用来预测土质边坡的稳定或校核所设计边坡的合理性。表3列出了用来作预测的10个土质边坡^[4]。将参数输入后预测结果见表4。

表1 作为学习样本的土质边坡土体诸性质

Table 1 The Proprieties of sample slopes

编号	坡角(°)	表层厚度(m)	初始 Sr(%)	孔隙比	透水系数(10 ⁻³ cm/s)	C _{max} (MPa)	φ(°)	边坡稳定情况
1	45	2.0	66	0.9	1.6	0.05	23	已破坏
2	45	2.0	60	0.8	5.0	0.02	30	已破坏
3	35	1.2	42	1.0	2.4	0.02	25	已破坏
4	40	2.5	50	0.8	5.0	0.02	25	已破坏
5	30	2.0	50	1.2	1.0	0.07	10	已破坏
6	45	1.4	50	1.0	5.0	0.05	10	已破坏
7	50	1.4	70	1.2	1.0	0.1	10	已破坏
8	40	1.4	42	1.0	5.0	0.02	30	已破坏
9	33	1.7	60	1.0	1.0	0.10	10	已破坏
10	35	2.0	50	0.8	5.0	0.02	30	已破坏
11	50	2.0	60	1.04	1.0	0.05	20	已破坏
12	35	1.2	42	0.9	1.0	0.02	35	已破坏
13	32	1.5	45	0.9	1.3	0.05	25	未破坏
14	23	3.8	64	0.96	0.8	0.07	10	未破坏
15	32	3.2	64	0.96	0.8	0.07	10	未破坏
16	32	4.2	64	0.96	0.8	0.07	10	未破坏
17	20	7.0	64	0.96	0.8	0.07	10	未破坏
18	37	1.5	41	0.83	1.1	0.02	30	未破坏
19	30	5.0	66	0.9	1.0	0.055	23	未破坏
20	48	2.0	60	0.45	1.0	0.1	57	未破坏
21	47	2.7	67	0.57	8.0	0.09	55	未破坏
22	45	2.7	67	0.57	8.0	0.09	55	未破坏
23	44	3.0	67	0.57	8.0	0.09	55	未破坏
24	48	3.0	67	0.57	8.0	0.09	55	未破坏

表 2 学习样本回判结果表¹⁾

Table 2 The rediscrimination results of samples

边坡编号	回判结果	期望输出	误差	边坡编号	回判结果	期望输出	误差
1	0.9882	(1, 0)	-1.180×10^{-2}	13	1.780×10^{-2}	(0 1)	1.780×10^{-2}
	1.088×10^{-2}		1.088×10^{-2}		0.9821		-1.788×10^{-2}
2	0.9990	(1, 0)	-1.003×10^{-3}	14	5.532×10^{-4}	(0 1)	5.532×10^{-4}
	1.104×10^{-3}		1.104×10^{-3}		0.9994		-6.495×10^{-4}
3	0.9960	(1, 0)	-3.995×10^{-3}	15	2.080×10^{-2}	(0 1)	2.080×10^{-2}
	4.133×10^{-3}		4.133×10^{-3}		0.9786		-2.136×10^{-2}
4	0.9995	(1, 0)	-4.865×10^{-4}	16	2.313×10^{-3}	(0 1)	2.313×10^{-3}
	6.364×10^{-4}		6.364×10^{-4}		0.9975		-2.470×10^{-3}
5	0.9970	(1, 0)	-2.986×10^{-3}	17	1.710×10^{-4}	(0 1)	1.710×10^{-4}
	3.124×10^{-3}		3.124×10^{-3}		0.9998		-2.278×10^{-4}
6	0.9999	(1, 0)	-1.450×10^{-4}	18	1.401×10^{-2}	(0 1)	1.408×10^{-2}
	2.152×10^{-4}		2.152×10^{-4}		0.9857		-1.433×10^{-2}
7	0.9998	(1, 0)	-2.257×10^{-4}	19	2.202×10^{-4}	(0 1)	2.202×10^{-4}
	2.909×10^{-4}		2.909×10^{-4}		0.9997		-2.862×10^{-4}
8	0.9996	(1, 0)	-3.771×10^{-4}	20	1.598×10^{-4}	(0 1)	1.598×10^{-4}
	4.828×10^{-4}		4.828×10^{-4}		0.9998		-2.227×10^{-4}
9	0.9889	(1, 0)	-1.111×10^{-2}	21	2.150×10^{-3}	(0 1)	2.150×10^{-3}
	1.074×10^{-2}		1.074×10^{-2}		0.9978		-2.236×10^{-3}
10	0.9670	(1, 0)	-3.295×10^{-2}	22	2.165×10^{-2}	(0 1)	2.165×10^{-2}
	3.371×10^{-2}		3.371×10^{-2}		0.9787		-2.132×10^{-2}
11	0.9994	(1, 0)	-5.870×10^{-4}	23	1.797×10^{-3}	(0 1)	1.797×10^{-3}
	6.440×10^{-4}		6.440×10^{-4}		0.9982		-1.833×10^{-3}
12	2.619×10^{-3}	(0, 1)	2.619×10^{-3}	24	1.794×10^{-3}	(0 1)	1.794×10^{-3}
	0.9972		-2.789×10^{-3}		0.9982		-1.829×10^{-3}

1) 每个边坡的回判结果和误差均有上、下两数据, 上数据为实际值; 下数据为回判值。

表 3 预测样本土质边坡的土体诸性质

Table 3 The soil properties of predicted samples

编号	坡角 ($^{\circ}$)	表层厚度 (m)	初始 S_r (%)	孔隙比	透水系数 ($10\sim 3\text{cm/s}$)	C_{max} (MPa)	$\phi(^{\circ})$	边坡稳定情况
25	43	1.5	45	0.9	1.3	0.05	25	已破坏
26	30	2.5	50	0.8	5.0	0.02	25	已破坏
27	30	3.0	50	1.0	1.0	0.05	10	已破坏
28	48	5.0	50	1.0	4.0	0.05	30	已破坏
29	42	2.5	50	1.2	1.4	0.05	30	已破坏
30	34	6.0	50	0.8	5.0	0.02	35	未破坏
31	34	1.8	41	1.0	5.0	0.02	30	未破坏
32	35	4.5	64	0.96	0.8	0.07	10	未破坏
33	38	2.0	60	0.45	1.0	0.1	57	未破坏
34	29	3.0	56	1.3	1.0	0.02	27	未破坏

表 4 预测结果表¹⁾

Table 4 The results of prediction

边坡编号	预测结果	期望输出	误差	边坡编号	预测结果	期望输出	误差
25	0.9994	(1, 0)	-5.544×10^{-4}	30	1.062×10^{-2}	(0 1)	1.062×10^{-2}
	6.585×10^{-4}		6.585×10^{-4}		0.9916		-8.446×10^{-2}
26	0.9962	(1, 0)	-3.816×10^{-3}	31	0.9998	(0 1)	0.9998
	4.609×10^{-3}		4.609×10^{-3}		2.923×10^{-4}		-0.9997
27	7.9954×10^{-3}	(1, 0)	-0.9920	32	5.459×10^{-4}	(0 1)	5.459×10^{-4}
	0.9925		0.9925		0.9994		-6.409×10^{-4}
28	0.9995	(1, 0)	-5.020×10^{-4}	33	1.346×10^{-4}	(0 1)	1.346×10^{-4}
	6.722×10^{-4}		6.722×10^{-4}		0.9998		-1.923×10^{-4}
29	0.9974	(1, 0)	-2.574×10^{-3}	34	6.010×10^{-4}	(0 1)	6.010×10^{-4}
	2.846×10^{-3}		2.846×10^{-3}		0.9993		-6.591×10^{-4}

1) 预测结果和误差栏的两数据中, 上数据为实际值, 下数据为预测值。

可见 10 个边坡中与期望输出一致的有 8 个, 误差值一般 $<10^{-2}$, 有两个样本与期望输出相反, 预测精度达到 80 %。因此该网络用来用土质边坡稳定性评价具有较高的精确度。

4 结 论

(1) 本文改进了进化遗传算法中的交叉算子和变异算子, 新方法具有更好的全局收敛能力, 从而完善了进化遗传算法。

(2) 本文建立的土质边坡稳定性与多因素相关的遗传算法模型, 具有考虑因素系统、全面、各种影响因素定量化特点, 计算方便快捷。这为边坡设计

和稳定性研究提供了进一步探索的新的技术途径。

参考文献:

- [1] 陈明. 基于进化遗传算法的优化计算[J]. 软件学报, 11: 876 ~ 879, 1975.
- [2] Goldberg D. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning Reading[M]. MA: Addison Wesley, 1989.
- [3] Holland J H. Adaptive of Natural and Artificial Systems[M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [4] 吴承祯, 洪伟. 滑坡预报的 BP—GA 混合算法[J]. 山地学报, 2000, 18(4): 360 ~ 365.
- [5] 松尾稔(万国朝, 李梅海, 等译). 地基工程学可靠性设计的理论和实际[M]. 北京: 人民交通出版社, 1990.

The Research of Evolution Genetic Algorithm of Evaluating Soil Slope Stability

CHAI He-jun, WANG Zhong and LIU Hao-wu

(Hydroelectric Engineering College of Sichuan University, Chengdu 610065 China)

Abstract: In this paper, some improvements of the evolution genetic algorithm (EGA) are presented: new operator of crossover and mutation. These new algorithm has better performance to obtain the global optimization solution. Soil stability models of the modified EGA are established which is function of slope angle, height, saturation ratio, coherence force and friction angle. Example shows that the model is performed well.

Key words: evolution genetic algorithm; crossover; mutation; slope stability